

Optimierung von stationsbasierten Bike-Sharing Systemen

Viola Ricker
Stephan Meisel
Dirk Mattfeld

Veröffentlicht in:
Multikonferenz Wirtschaftsinformatik 2012
Tagungsband der MKWI 2012
Hrsg.: Dirk Christian Mattfeld; Susanne Robra-Bissantz



Braunschweig: Institut für Wirtschaftsinformatik, 2012

Optimierung von stationsbasierten Bike-Sharing Systemen

Viola Ricker, Stephan Meisel, Dirk Mattfeld

Technische Universität Braunschweig, Lehrstuhl Decision Support, 38106 Braunschweig,
E-Mail: {v.ricker, stephan.meisel, d.mattfeld}@tu-braunschweig.de

Abstract

Ein bedeutendes Problem in Bike-Sharing Systemen ist das im Betrieb entstehende Ungleichgewicht in der Verteilung der Fahrräder im System. Um einen reibungslosen Verlauf des Tagesgeschäfts zu gewähren, müssen Maßnahmen zur Repositionierung der Fahrräder getroffen werden. Bei der Repositionierung werden die Räder mit Transportfahrzeugen von Stationen mit Stellplatzbedarf zu Stationen mit Fahrradbedarf gebracht. In diesem Beitrag wird ein simulationsbasierter Optimierungsansatz zur Ermittlung der aufwandsoptimalen Anzahl der Repositionierungsvorgänge vorgestellt.

1 Einleitung

Umweltverschmutzung und verstopfte innerstädtische Straßen führen zu einem wachsenden Interesse an nachhaltigen Alternativen im öffentlichen Personennahverkehr (ÖPNV). Die immer populärer werdenden [14] Bike-Sharing Systeme (BSS) stellen eine solche Alternative dar.

BSS bieten schnellen und flexiblen Zugang zum ÖPNV, steigern die allgemeine Akzeptanz des Fahrrades als städtisches Transportmittel und erhöhen den Anteil an nachhaltiger Mobilität (nach S. Bührmann [2]). Üblicherweise werden zwei Typen von BSS unterschieden:

- In *stationslosen BSS*, wie z.B. „Call a bike“, [4] welches die Deutsche Bahn AG in einigen deutschen Städten betreibt, schaltet ein Kunde ein Rad, welches er überall in der Stadt an Kreuzungen und gebündelt meist an Bahnhöfen finden kann, per Anruf frei und übermittelt den Abstellort nach der Nutzung ebenfalls per Telefon. Dabei sind die Räder nicht an bestimmte Abstellplätze gebunden. Einzige Restriktion ist, dass das Rad an einer größeren Kreuzung im Stadtgebiet abgestellt wird. Abgerechnet wird in solchen Systemen meist minutengenau.
- In *stationsbasierten BSS* werden den Kunden Fahrräder an über die Stadt verteilten Stationen zur Verfügung gestellt. Nach einmaliger Registrierung kann ein Nutzer sich spontan ohne Ankündigung mit einer Kreditkarte an einer Station identifizieren und ein Rad entnehmen, welches er an einer beliebigen anderen oder derselben Station wieder

zurückbringen kann. Abgerechnet wird hinterher nach der Zeit, die das Rad nicht in einer Station stand. Meist wird in solchen Systemen eine kostenfreie Kurznutzung angeboten. Im System Citybike Wien [3] ist beispielsweise die erste Stunde der Fahrt kostenfrei.

Der Erfolg eines BSS definiert sich außer durch die Deckung von Betriebskosten maßgeblich durch die erreichte Systemauslastung. Erst bei hoher Akzeptanz eines BSS durch die Bevölkerung, kommen dessen Vorteile im Sinne der Nachhaltigkeit zur Geltung. Wie auch im Bereich des Car-Sharings sind deshalb wachsende Nutzerzahlen zwingend notwendig [15]. Die Erhöhung der Nutzerzahlen hängt dabei stark von der Zufriedenheit der BSS-Nutzer ab. Zufriedenheit erreicht ein BSS-Betreiber hauptsächlich durch die Bereitstellung von Rädern und Radstellplätzen wo- und wann immer ein potentieller Nutzer diese benötigt.

Die bedarfsgerechte Bereitstellung von Rädern und Stellplätzen wird jedoch durch die nutzungsbedingte Umverteilung von Fahrrädern erschwert. Beispielsweise bilden Stellplätze nahe beliebter Zielorte oft einen Engpass, während umgekehrt an beliebten Ausgangspunkten häufig zu wenige Fahrräder verfügbar sind. Unzufriedenheit entsteht in diesen Fällen, falls ein Nutzer sein entliehenes Rad nicht zurückbringen bzw. ein potentieller Nutzer kein Rad entleihen kann.

Es gibt drei Ebenen von Maßnahmen zur Erhöhung der Nutzerzufriedenheit in BSS. Auf strategischer Ebene kann durch Eingriffe in die Infrastruktur das Systemdesign (z.B. Stellplatzanzahl) an das Nutzerverhalten angepasst werden. Auf taktischer Ebene können die Kunden durch Anreizsysteme (z.B. Preisnachlässe) dazu angeregt werden, ihre Räder an spezifischen Orten zu entleihen oder zurück zu geben. Zudem werden in jedem BSS auf operativer Ebene regelmäßig Fahrräder repositioniert, um der nutzungsbedingten Umverteilung entgegenzuwirken. Zur Durchführung eines Repositionierungsvorgangs wird in der Regel eine Flotte von Transportfahrzeugen eingesetzt.

In diesem Beitrag wird ein Optimierungsansatz für die Repositionierung von Fahrrädern in stationsbasierten BSS vorgestellt. Der Ansatz zielt auf Kostenminimierung für den BSS-Betreiber durch mehrmalige Reoptimierung über einen rollierenden Zeithorizont. Als Kosten werden sowohl der Betrieb von Transportfahrzeugen zur Repositionierung als auch die im Tagesgeschäft entstehende Nutzerunzufriedenheit aufgefasst.

Im Folgenden wird zunächst in Kapitel 2 eine Übersicht über bestehende Literatur und der darin behandelten Probleme im Bereich Bike-Sharing gegeben. Danach wird der in diesem Beitrag verfolgte Ansatz eingeführt und motiviert. Darauf folgen in Kapitel 3 die Simulation und das vorgeschlagene Optimierungsmodell, bevor in Kapitel 4 die Datengewinnung behandelt wird. Die Simulation auf Basis realer Daten vom BSS Citybike Wien, sowie die Ergebnisse folgen in Kapitel 5. Schließlich erfolgen noch Zusammenfassung und Ausblick.

2 Literatur und eigenes Vorgehen

Trotz der Tatsache, dass Bike-Sharing in seiner heutigen Form noch nicht lange existiert, gibt es bereits erste Forschungsbeiträge, die verschiedene Aspekte von BSS untersuchen. Die bestehenden Beiträge konzentrieren sich meist auf die Analyse des Verhaltens von BSS-Nutzern. Einige wenige Arbeiten zielen auf die Ableitung von Handlungsempfehlungen auf strategischer Ebene.

Im Bereich der Analyse untersuchen Borgnat et al. [1] quantitativ die Fahrradfahrten aus dem Lyoner BSS Vélo'v. Dazu wird mit Methoden der Datenanalyse nach Mustern in historischen Daten zu Fahrradentleihungen und -rückgaben gesucht, um die Fahrradflüsse im Stadtgebiet offen zu legen. Darüber hinaus wird ein Regressionsmodell zur Vorhersage der Fahrradnutzung vorgestellt. Froehlich, Neumann und Oliver [6] erforschen das System Bicing in Barcelona und nutzen Bayessche Netze zur Vorhersage des stationsspezifischen Nutzerverhaltens. Kaltenbrunner et al. [8] befassen sich ebenfalls mit dem System Bicing und leiten aus den Bewegungsmustern im System die Anzahl der verfügbaren Fahrräder an den Stationen für einen kurzen Zeitraum im Voraus ab.

Im Bereich der Ableitung strategischer Handlungsempfehlungen führen Vogel und Mattfeld [16] eine Clusteranalyse durch, um Entleihstationen des BSS Citybike Wien gemäß ihrer Nachfrage zu kategorisieren. Die Kategorisierung soll schließlich zur bedarfsgerechten Erweiterung des bestehenden Stationsnetzes in der Stadt Wien genutzt werden. Lin und Yang [9] schlagen ein Entscheidungsmodell zur Wahl von Stationsstandorten und Radwegen zwischen diesen vor. Das Modell zielt auf die Erfüllung gegebener Servicelevelrestriktionen unter Berücksichtigung der Kosten für den BSS-Betreiber.

Bisher existieren in der Literatur neben den strategischen und den analytischen Beiträgen nur vereinzelte Arbeiten zur Optimierung der Repositionierungsvorgänge im operativen BSS-Tagesgeschäft. Forma et al. [5] haben einen Ansatz zur statischen Repositionierungsplanung in Bike-Sharing-Systemen entwickelt, wobei sie die Transportkosten nicht in der Zielfunktion berücksichtigen. Der vorliegende Artikel bezieht diese in die Optimierung mit ein.

Im Tagesgeschäft zielt ein BSS-Betreiber auf die möglichst optimale Durchführung von Repositionierungsvorgängen. Die wesentlichen Kostenpunkte sind dabei sowohl die Betriebsdauer von Transportfahrzeugen als auch die entstehende Nutzerunzufriedenheit. Um diese Kosten zu minimieren, wird die Problemstellung als dynamisches Entscheidungsproblem mit unsicheren Nutzernachfragen aufgefasst. Zur Problemlösung wird ein rollierender Planungsansatz (vgl. Bild 1) vorgeschlagen.

Der Ansatz sieht vor, in regelmäßigen Zeitabständen (Δt) über den Tagesverlauf verteilt Repositionierungsentscheidungen zu treffen und umzusetzen. Mehrfache Entscheidungen ermöglichen eine frühzeitige Reaktion auf nutzungsbedingte Umverteilungen der Fahrräder im System. So kann die bedarfsgerechte Verfügbarkeit von Fahrrädern und Stellplätzen erhöht und folglich die Nutzerunzufriedenheit gesenkt werden. Im Gegenzug führt eine Zunahme der Repositionierungsvorgänge jedoch zu einer Steigerung der Betriebskosten für die Transportfahrzeugflotte. Ein BSS-Betreiber muss bei der Planung der Repositionierungsvorgänge beide Kostentypen einbeziehen. Um möglichst kostenoptimale Repositionierungsentscheidungen zu treffen wird in jedem Entscheidungszeitpunkt ein Optimierungsmodell herangezogen und gelöst.

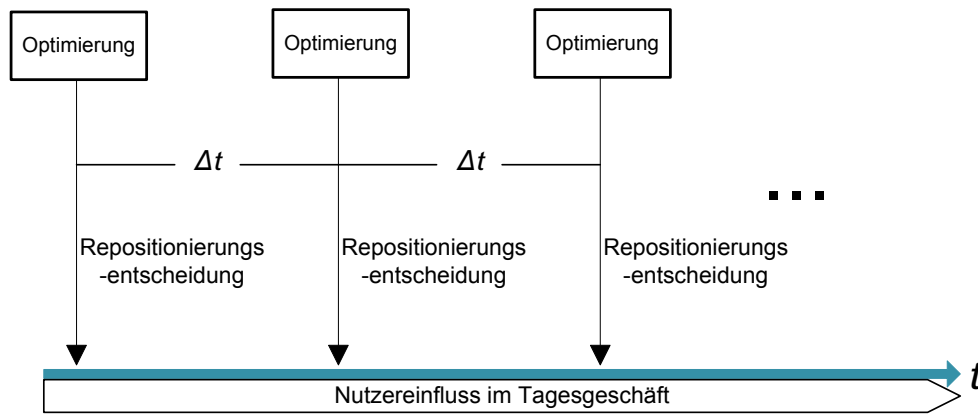


Bild 1: Rollierende Planung

Nach Auswahl und Aufstellung eines geeigneten Optimierungsmodells, besteht aus Sicht des BSS-Betreibers die wesentliche Frage in der Bestimmung des kostenoptimalen Reoptimierungsintervalls Δt .

Um experimentelle Repositionierungsvorgänge im praktischen Betrieb zu vermeiden, wird für die Bestimmung von Δt eine Simulation des jeweiligen Bike-Sharing Systems herangezogen. Das resultierende Gesamtverfahren (vgl. Bild 2) nutzt das Zusammenspiel von Optimierung und Data Mining [11] zur Ableitung von Handlungsempfehlungen für das reale BSS.

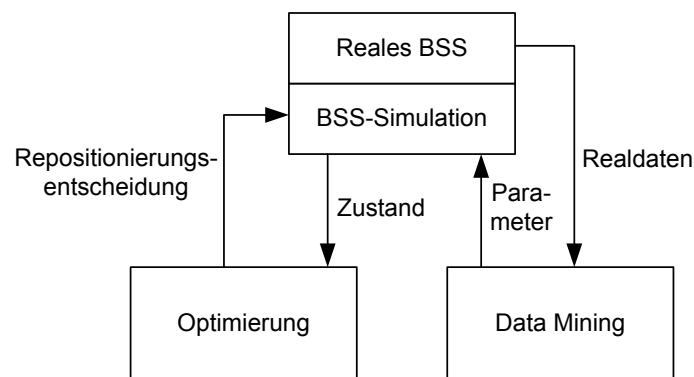


Bild 2: Gesamtverfahren zur Bestimmung eines geeigneten Reoptimierungsintervalls Δt

Im ersten Schritt werden mittels Data Mining aus Realdaten über die Nachfrage an den Stationen im BSS entsprechende Parameter für die Simulation gewonnen. Diese dient im Folgenden zur Evaluierung des gegebenen Optimierungsansatzes mit einem spezifischen Reoptimierungsintervall. Zu jedem Entscheidungszeitpunkt wird der Zustand des simulierten BSS in Form von Angebots- und Nachfrageparameter für das Optimierungsmodell ermittelt. Mittels Optimierung werden dann jeweils Repositionierungsentscheidungen getroffen, die wiederum die Simulation beeinflussen. Durch Betrachtung der zu einem gegebenen Optimierungsansatz und verschiedener Δt im Tagesverlauf im Mittel entstehenden Kosten, erfolgt eine Bewertung alternativer Reoptimierungsintervalle.

Die wesentlichen Kennzeichen der für diese Arbeit genutzten BSS-Simulation folgen in Kapitel 3.1. Der zur Repositionierung vorgeschlagene Optimierungsansatz wird in Kapitel 3.2 erläutert. Danach wird in Kapitel 4 der Data Mining Schritt zur Ermittlung von Simulationsparametern erklärt.

3 Simulation und Optimierung

Im Folgenden werden zunächst die Eckdaten und Annahmen der BSS-Simulation erklärt, und dann das Optimierungsmodell für die einzelnen Entscheidungszeitpunkte vorgestellt.

3.1 Simulation

Für die BSS-Simulation werden zuerst Anzahl n , Position (x_koord_i, y_koord_i) und Kapazität k_i der Station i und Umfang des Zeithorizonts T benötigt. Zu jeder Station i gehört eine Nachfragerate λ_{ih} für jeden Zeitabschnitt h des Zeithorizonts T , die die mittlere Anzahl der Entleihanfragen an der Station beschreibt. Außerdem wird eine statistische Verteilung für die Auswahl der Zielstation für Nutzer jeder Station bestimmt. Jede Station i wird zu Beginn mit einem Fahrradbestand s_{i0} ausgestattet. Von Diebstahl und Vandalismus wird abgesehen, woraus folgt, dass die Anzahl der Räder $\sum_{i=0}^n s_{it}$ im System zu jedem Zeitpunkt t konstant bleibt. Die künstlich eingeführte Station $i = 0$ steht dabei für ausgeliehenen Fahrräder. Gleichzeitig folgt auch die konstante Anzahl von Fahrradstellplätzen $\sum_{i=1}^n k_i$.

Simuliert werden die Nutzeraktionen *Entleihung* bzw. *Rückgabe* von Rädern, sowie Umwege, die die Nutzer mit oder ohne Rad unternehmen müssen, wenn sie keinen Stellplatz oder kein Fahrrad vorfinden. Dabei wird angenommen, dass die Nutzer, sollten sie kein Rad oder keinen Stellplatz an ihrer Zielstation vorfinden, die nächstgelegene noch nicht besuchte Station aufsuchen, um dort erneut die Entleihung oder Rückgabe zu versuchen. Außerdem werden Transportfahrzeugbewegungen simuliert, welche die zu repositionierenden Fahrräder von den Stationen mit Stellplatzbedarf zu denen mit Fahrradmangel bringen. Die Fahrt- und Laufzeiten von Nutzern und Transportern zwischen den Stationen werden zunächst als deterministisch angenommen. Es wird angenommen, dass in jeder Station i zu jedem Entscheidungszeitpunkt ein Transportfahrzeug mit ausreichender Kapazität zur Verfügung steht und ein Repositionierungsvorgang immer abgeschlossen ist, bevor ein neuer beginnt.

Die Unannehmlichkeiten, die den Nutzern durch Umwege entstehen werden als Umwegkosten festgehalten. Sowohl Repositionierungsaufwand als auch Nutzerumwege nehmen Zeit in Anspruch, sodass die beiden Kostenarten über den Faktor Zeit vergleichbar sind. Die Gesamtkosten werden durch eine gewichtete Summe beschrieben. Zur Kostenminimierung muss der jeweilige BSS-Betreiber folglich eine Gewichtung w der Umwegkosten relativ zu den Transportkosten festlegen. Je nachdem, wie wichtig es für ihn ist seine Kunden zufrieden zu stellen, desto mehr wird er auch bereit sein dafür zu investieren und desto größer wird w ausfallen. Es gilt:

$$\text{Gesamtkosten} = \text{Transportzeit} + w \cdot \text{Umwegzeit} \quad (1)$$

3.2 Optimierung

Ein Optimierungsvorgang zielt auf die Ermittlung geeigneter Fahrradflüsse zwischen den Stationen. Der vorgeschlagene Ansatz ist, das System durch Repositionierungsvorgänge jeweils in einen vordefinierten vorteilhaften Zustand zu bringen. Wird davon ausgegangen, dass durch strategische Maßnahmen die Stationskapazitäten bereits der Popularität der Stationen bei den Nutzern angepasst sind, so könnte ein vorteilhafter Zustand des BSS dann gegeben sein, wenn in jeder Station prozentual gleichviele Fahrräder stehen und damit gleichermaßen Fahrräder und Stellplätze verfügbar sind. Das Ziel der Optimierung ist

dann, das BSS auszubalancieren, um diesen Zustand wiederherzustellen. Das heißt, dass der Quotient zwischen Zielbestand \bar{s}_{it} und Stationskapazität k_i soweit möglich an jeder Station i nahezu gleich ist. Natürlich muss der Quotient $\frac{\bar{s}_{it}}{k_i}$ nicht bei jeder Stationskapazität ganzzahlig sein. In diesen Fällen ist eine Rundung nötig, sodass die Zielbestände in Prozent leicht voneinander abweichen können (vgl. Bild 3).

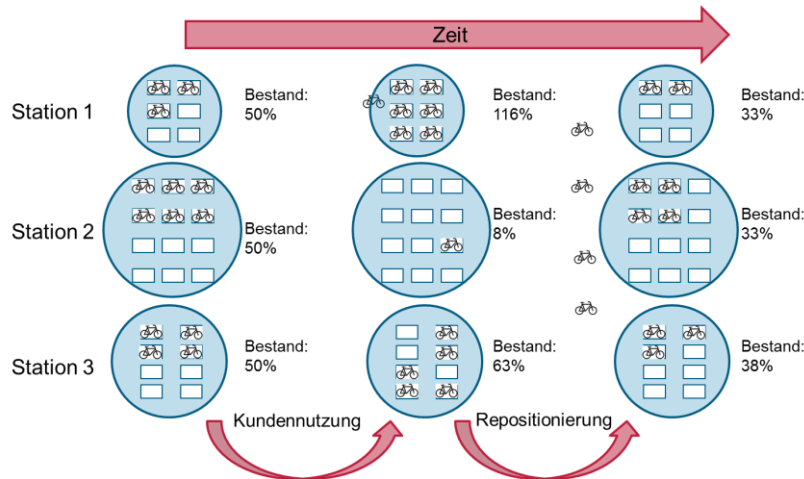


Bild 3: Ausbalancieren des BSS

Abhängig von der Gesamtanzahl der zum Entscheidungszeitpunkt t entliehenen Fahrräder, ergibt sich für jede Station also ein Zielbestand \bar{s}_{it} . \bar{s}_{it} kann von Entscheidungszeitpunkt zu Entscheidungszeitpunkt variieren, weil entlehene Fahrräder nicht Teil der zu repositionierenden Räder sind (siehe rechts in Bild 3). Aus der Differenz zwischen Zielbeständen \bar{s}_{it} und aktuellen Beständen s_{it} werden nun Bedarfe b_{it} und Angebote a_{it} an Fahrrädern für jede Station i ermittelt sodass sie $\sum_{i=1}^n a_{it} = \sum_{j=1}^n b_{jt}$ erfüllen.

Die Zielfunktion ist für jede Entscheidungszeitpunkt t , die Fahrtkosten für die gesamten Transporte zur Deckung der Bedarfe b_{it} und Ausschöpfung der Angebote a_{it} zu minimieren:

$$\min_x \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_{ijt} \cdot c_{ij}, \text{ wobei } y_{ijt} = \begin{cases} 0, & \text{wenn } x_{ijt} = 0 \\ 1, & \text{wenn } x_{ijt} > 0 \end{cases} \quad (2)$$

Dabei sind x_{ijt} die in t von Station i nach Station j zu transportierenden Fahrräder und c_{ij} die aufzuwendenden Kosten für die Fahrt zwischen i und j . Das resultierende Modell ist ein klassisches Transportproblem, erweitert um die binäre Variable y :

$$\min_x \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_{ijt} \cdot c_{ij}, \text{ wobei } y_{ijt} = \begin{cases} 0, & \text{wenn } x_{ijt} = 0 \\ 1, & \text{wenn } x_{ijt} > 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\forall i: \sum_{j=1}^n x_{ijt} = a_{it}, \quad \forall j: \sum_{i=1}^n x_{ijt} = b_{jt} \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n a_{it} = \sum_{j=1}^n b_{jt} \quad (5)$$

$$x_{ijt} \geq 0 \quad (6)$$

Mit diesen Eingabedaten werden mithilfe von CPLEX [7] die optimalen Repositionierungsentscheidungen x_{ijt} ermittelt.

Für jede Station i mit $\exists x_{ijt} \mid x_{ijt} > 0$, bildet J_i die Menge aller zugehörigen Nachfragestationen j : $J_i = \{j \mid x_{ijt} > 0\}$.

Durch Jede Stationenmenge J_i wird heuristisch eine Tour gelegt. Die Fahrzeit, die für diese Touren benötigt wird, entspricht den Transportkosten im Simulationsmodell.

4 Data Mining

Um Parameter für eine BSS-Simulation zu ermitteln, werden Daten aus bereits laufenden realen Systemen benötigt. Die Parameter lassen sich in der Regel nicht unmittelbar aus den meist automatisch erhobenen Daten ablesen und müssen deshalb mit Data Mining Verfahren bestimmt werden.

Durch moderne Informationssysteme wird heutzutage jede Nutzeraktion in einem BSS aufgezeichnet. Aus diesen Realdaten können mit geeigneten Verfahren Informationen über die Anzahl der Entleihungen und Rückgaben an den Stationen gefiltert werden.

Zur Simulation eines BSS müssen stationsabhängig Verteilungen für die Nachfrage nach Fahrrädern und die Zielortwahl angenommen und deren Parameter mittels Data Mining geschätzt werden. Zur Schätzung der Nachfrage bietet sich eine Poissonverteilung an, während sich die Zielortverteilungen typischerweise sehr systemabhängig gestalten, weil jede Stadt Ihre eigenen charakteristischen Anziehungspunkte für die potentiellen Nutzer des BSS hat. Allgemeine Verteilungsannahmen sind hier kaum möglich. Deshalb müssen die Verteilungen der Zielorte jeweils individuell für jedes BSS ermittelt werden.

Die Nachfrageinformationen für eine Station sind aus diesen Daten allerdings nur ableitbar, wenn *vollständige* Realdaten vorliegen. Vollständig sind Realdaten dann, wenn keine Kapazitätsprobleme auftreten, d.h. wenn es nicht vorkommt, dass eine Nachfrage aufgrund Mangel an Fahrrädern nicht erfüllt werden kann. Eine unerfüllte Nachfrage kann nicht aufgezeichnet werden. In diesem Fall werden die Realdaten als unvollständig bezeichnet.

Da das Nachfrageverhalten an einer Station im Zeithorizont typischerweise schwankt, wird hier vorgeschlagen, diesen in Abschnitte $h \in \{1, 2, \dots, H\}$ zu unterteilen. Für jedes h wird eine Poissonverteilung angenommen, deren Parameter λ_{ih} geschätzt werden muss. Die Matrix $\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_{11} & \dots & \lambda_{1H} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{n1} & \dots & \lambda_{nH} \end{pmatrix}$ mit den Einträgen λ_{ih} hat die Dimension $n \times H$, wobei H die Anzahl der Zeitabschnitte im Zeithorizont und n die Anzahl der Stationen ist.

Im Folgenden wird exemplarisch ein Vorgehen zur Schätzung der Parameter von Nachfrageverteilungen vorgestellt.

4.1 Schätzung der Nachfragerate bei vollständigen Realdaten

Sind die Realdaten im betrachteten Zeitabschnitt an einer Station i vollständig, so lässt sich die Anzahl der Entleihanfragen E_{ih} durch Zählen der Fahrten von dieser Station aus, die in den Realdaten hinterlegt sind, ermitteln. λ_{ih} berechnet sich dann aus E_{ih} dividiert durch die Anzahl der Simulationsschritte $steps$ in einem Zeitabschnitt:

$$\lambda_{ih} = \frac{E_{ih}}{steps} \quad (7)$$

4.2 Schätzung der Nachfragerate bei unvollständigen Realdaten

Um die Anzahlen der Entleihanfragen E_{ih} an Station i in der Zeitspanne h bei unvollständigen Realdaten schätzen zu können, wurden verschiedene aus der Prognoserechnung bekannte klassische Verfahren, wie z.B. Fortschreibung des letzten Wertes, Fortschreiben durch den Mittelwert, Fortschreibung durch gleitende Durchschnitte und exponentielle Fortschreibung verglichen. Für eine detaillierte Übersicht über die genannten Verfahren sei auf [12], [13] verwiesen.

Die im Folgenden vorgestellte Variante des Verfahrens der gleitenden Durchschnitte hat sich wegen der Datenbeschaffenheit als vorteilhaft erwiesen.

Für einen gesuchten Wert E_{ih} beschreibt PW_{ih} den zugehörigen Prognosewert. Dieser wird mithilfe der Werte aus angrenzenden Zeitabschnitten prognostiziert. Anders als beim klassischen Verfahren der gleitenden Durchschnitte werden nicht nur Werte zur Prognose herangezogen, die zeitlich vor dem zu prognostizierenden Zeitabschnitt liegen. Es werden auch die Werte betrachtet, die in den zeitlich nachfolgenden Zeitabschnitten vorliegen. Dabei kommen nur Zeitabschnitten mit vollständigen Realdaten in Frage. Ein Prognosewert PW_{ih_0} von der Station i zur Zeitspanne h_0 entsteht bei dem abgewandelten Verfahren der gleitenden Durchschnitte aus dem Mittelwert seiner m Vorgänger- und seiner m Nachfolgerwerte, wobei diejenigen, die ein Leerintervall beinhalten, ausgeschlossen werden. Die Prognosewerte PW_{ih_0} ergeben sich aus

$$PW_{ih_0} = \frac{1}{2m-f} \sum_{\substack{h=h_0-m \\ h \neq h_0}}^{h_0+m} d_{ih} \quad (8)$$

$$d_{ih} = \begin{cases} 0, & \text{falls ein Leerintervall in Zeitspanne } h \text{ liegt} \\ E_{ih}, & \text{falls kein Leerintervall in Zeitspanne } h \text{ liegt} \end{cases} \quad (9)$$

Dabei ist d_{ih} die Entleihanzahl in den jeweiligen Zeitabschnitten mit vollständigen Realdaten oder 0 in den Stunden mit unvollständigen Realdaten und f die Anzahl der betrachteten Stunden mit Leerintervallen. Die Nachfragerate λ_{ih_0} für Zeitabschnitte mit unvollständigen Realdaten errechnet sich folglich aus

$$\lambda_{ih_0} = \frac{PW_{ih_0}}{\text{steps}} \quad (10)$$

5 Empirische Evaluierung

Als Grundlage der empirischen Untersuchung werden Daten des BSS Citybike Wien [3] aus den Jahren 2008 und 2009 verwendet. Das Ziel ist es im Folgenden, bei Annahme verschiedener Simulationsparameter zu testen, welche Anzahl an Repositionierungsvorgängen, bzw. welches Δt , jeweils zur Senkung der Gesamtkosten (Repositionierungskosten und Kosten durch Nutzerunzufriedenheit) beitragen.

5.1 Testkonfiguration

In der Simulation werden über einen Horizont von $H = 24$ Stunden $n = 6$ Stationen betrachtet, deren Nachfrageraten mittels des Data Mining Ansatzes aus Kapitel 4 auf Basis der Realdaten des BSS Citybike Wien ermittelt werden. Zu jeder Station i sind damit die ermittelten Nachfrageraten λ_{ih} für jede Stunde h bekannt.

Zu Testzwecken werden die Nachfrageraten, die Gewichtung w der Umwegkosten und die Anzahl der Repositionierungsvorgänge wie folgt variiert:

- *Variation der Nachfragerate:* Das wesentliche strategische Ziel eines Bike-Sharing-Unternehmers ist, dass sein System von potentiellen Nutzern angenommen wird und die Nutzung mittel- bis langfristig steigt. Deshalb wird überprüft, wie sich eine höhere Nachfrage auf die Wahl des Repositionierungsintervalls Δt auswirkt. Getestet wird sowohl Λ als auch $1,2 \cdot \Lambda$.
- *Gewichtung der Umwegkosten gegenüber den Transportkosten:* Je nachdem, wie wichtig es einem BSS-Betreiber ist, seine Kunden zufriedenzustellen, ist er bereit mehr oder weniger in die Vermeidung von Nutzerumwegen auf Kosten eines höheren Repositionierungsaufwandes zu investieren. Getestet werden die drei Szenarien

$$w \in \left\{ \frac{1}{3}; 1; 3 \right\} \quad (11)$$

- *Anzahl der äquidistanten Repositionierungszeitpunkte:* Die zu ermittelnde Größe Δt wird durch die Anzahl der Repositionierungsvorgänge bestimmt. Diese wird zwischen 1 und 24 variiert. Eine Repositionierung pro Tag entspricht $\Delta t = 24$. Bei 24 Repositionierungsvorgängen wird jede Stunde repositioniert ($\Delta t = 1$). Getestet werden:

$$\#Repos \in \{1, 2, \dots, 24\} \Rightarrow \Delta t \in \left\{ \frac{24}{1}, \frac{24}{2}, \dots, \frac{24}{24} \right\} = \{24, 12, \dots, 1\} \quad (12)$$

Für jede Anzahl an Repositionierungen und jede Kombination von Nachfrage und Gewichtung wurden 1000 Läufe simuliert und jeweils die Mittelwerte der Gesamtkosten betrachtet.

5.2 Ergebnisse

Zunächst wird der Fall mit realen Nachfragedaten Λ betrachtet, in dem Umwegkosten und Kosten der Transportfahrzeugflotte gleichgewichtet ($w = 1$) sind. In Bild 4 sind die Gesamtkosten, sowie deren einzelne Bestandteile abhängig von der Anzahl der Repositionierungsvorgänge am Tag abgetragen. Die Transportkosten steigen mit größerem Repositionierungsaufwand, während die Umwegkosten für Umwege der Nutzer zu Fuß sowie mit dem Fahrrad fallen. Die Gesamtkosten sind bei 3 Repositionierungsvorgängen täglich am geringsten. Folglich wäre Handlungsempfehlung in diesem Fall: $\Delta t = \frac{24}{3} = 8$.

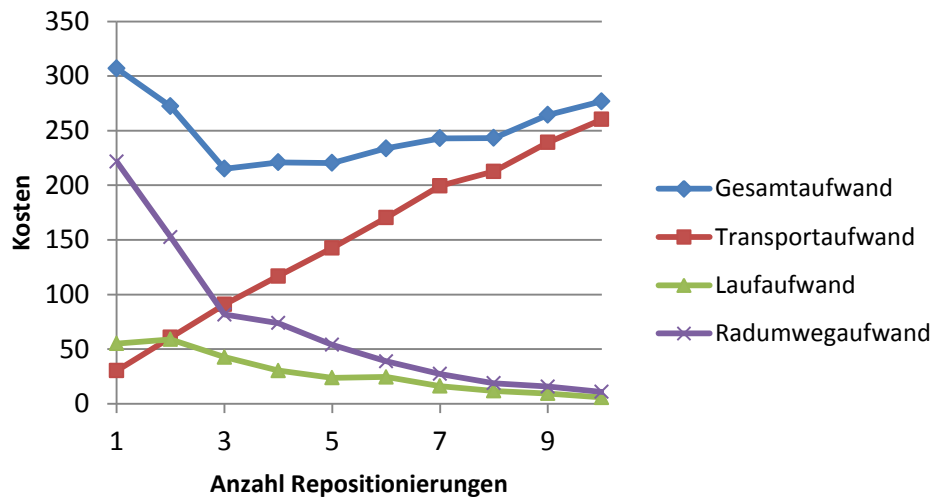


Bild 4: Gesamtkosten und Bestandteile bei $w = 1$ und Realdaten

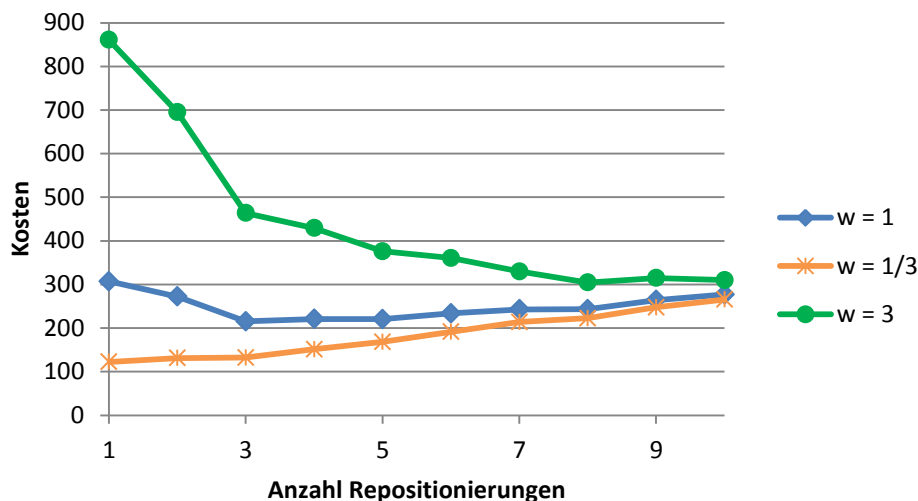


Bild 5: Variierende Gewichtungen der Umwegkosten gegenüber den Transportkosten

Betrachtet man die Simulationsergebnisse unter Originalnachfrage 1 mit den drei verschiedenen Gewichtungen $w \in \left\{\frac{1}{3}; 1; 3\right\}$ (siehe Bild 5) sind deutlich Unterschiede zu erkennen. Geht man davon aus, dass es einem Bike-Sharing Betreiber sehr wichtig ist, seine Dienstleistung zu erfüllen, sodass etwa ein 20 minütiger Umweg eines Nutzers z.B. mit einer Stunde Transportfahrt gleichzusetzen wäre ($w = 3$), werden mehr Repositionierungsvorgänge empfohlen. Setzt er aber den Aufwand eines einstündigen Umweg der Nutzer mit dem einer 20 minütigen Transportfahrt gleich ($w = \frac{1}{3}$), werden keine zusätzlichen Repositionierungen empfohlen. Die niedrigsten Gesamtkosten werden im Fall von $w = 3$ mit 8 Repositionierungsvorgängen am Tag erreicht. Dies entspricht $\Delta t = 3$. Ist das Gewicht der Umwegkosten gering, so wird kein zusätzlicher Repositionierungsvorgang empfohlen. Das Minimum der Gesamtkosten liegt bei einem Vorgang, bzw. $\Delta t = 24$.

Steigt die Nachfrage bei der Gewichtung $w = 1$ um 20% (siehe Bild 6), so steigen auch die Umwegkosten merklich, da es vermehrt zu Situationen kommt, in denen Kunden auf volle

oder leere Stationen stoßen, während die Transportkosten sich kaum verändern. Das Kostenminimum liegt nun bei 5 Repositionierungsvorgängen pro Tag, was $\Delta t = 4,8$ entspricht.

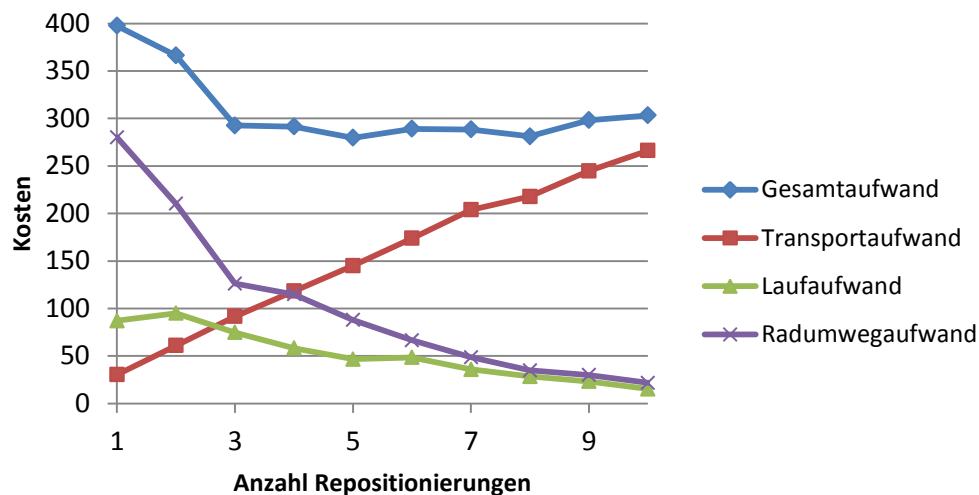


Bild 6: Gesamtkosten und Bestandteile bei $w = 1$ und erhöhter Nachfrage

Variiert man im Fall der erhöhten Nachfrage erneut die Gewichtung w , so sind die Ergebnisse ähnlich wie in Bild 5. Für $w = 3$ ergibt sich eine empfohlene Anzahl an Repositionierungsvorgängen von 10 ($\Delta t = 2,4$), während für $w = \frac{1}{3}$ die geringsten Kosten weiterhin bei einer Repositionierung liegen, was $\Delta t = 24$ entspricht.

Die Ergebnisse zeigen, dass mehrere Repositionierungsvorgänge pro Tag sinnvoll sind, sofern die Umwegkosten nicht sehr viel geringer bewertet werden als die Kosten durch Repositionierungsfahrten. Die Anzahl der empfohlenen Repositionierungsvorgänge wächst erwartungsgemäß mit steigender Nachfrage sowie mit größerem Gewicht der Nutzer-Umwegkosten.

Der vorgeschlagene Ansatz erweist sich als geeignetes Hilfsmittel, um zu gegebenen Nachfrageinformationen Δ und gegebener Umwegkostengewichtung w ein Δt zu bestimmen.

6 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde ein Ansatz zur Planung von Repositionierungsvorgängen in Bike-Sharing Systemen vorgestellt. Der Ansatz berücksichtigt sowohl die Kosten des Betriebs der Transportfahrzeugflotte als auch die Kosten im Sinne von Kundenunzufriedenheit. In einer empirischen Studie wurden für verschiedene Nachfrage- und Kostengewichtungs-szenarien Handlungsempfehlungen für die Anzahl an Repositionierungsvorgängen gegeben.

In weiterer Forschung wird der Ansatz sowohl auf Bike-Sharing Systeme mit mehr Stationen ausgeweitet, als auch um stochastische Fahrt- und Laufzeiten der Kunden erweitert. Das Transportproblem, welches die Flüsse optimiert, wird durch eine Routenplanung ersetzt. Zudem werden künftig Ansätze der antizipierenden Optimierung [10] zur Repositionierung in stationsbasierten Bike-Sharing Systemen erforscht.

7 Literatur

- [1] Borgnat, P; Robardet, C; Rouquier, JB; Abry, P; Fleury, E; Flandrin, P (2010): Shared Bicycles in a City: A Signal Processing and Data Analysis, *Advances in Complex Systems (ACS)*, 2011, vol. 14, issue 03, pages 415-438
- [2] Bührmann, S (2007): New Seamless Mobility Services: Public Bicycles (NICHES Policy Note 4). Rupprecht Consult Forschung und Beratung GmbH, Köln.
- [3] Citybike Wien: <http://www.citybikewien.at/>
- [4] Deutsche Bahn AG: <http://www.callabike-interaktiv.de/index.php>
- [5] Forma, I; Raviv, T; Tzur, M (2010): The Static Problem in a Bike-Sharing System, *TRISTAN VII Book of Extended Abstracts*, 280-283
- [6] Froelich, J; Neumann, J; Oliver, N (2008): Sensing and Predicting the Pulse of the City through Shared Bicycling, eds.
- [7] IBM ILOG CPLEX Optimization Studio, Homepage: <http://www.ibm.com/software/integration/optimization/cplex-optimization-studio/>
- [8] Kaltenbrunner, A; Meza, R; Grivolla, J; Codina, J; Banchs, R (2010): Urban cycles and mobility patterns: Exploring and predicting trends in a bicycle-based public transport system, *Pervasive and Mobile Computing* 6, 455-466
- [9] Lin, J-R; Yang, T-H (2011): Strategic design of public bicycle sharing systems with service level constraints, *Transportation Research Part E*, 47, 284-294
- [10] Meisel, S (2011), *Anticipatory optimization for dynamic decision making*, Springer, New York
- [11] Meisel, S, Mattfeld, D (2010) Synergies of Operations Research and Data Mining, *European Journal of Operational Research* Vol. 206, Nr. 1, S. 1-10
- [12] Mertens, P; Backert, K (1980): Vergleich und Auswahl von Prognoseverfahren für betriebswirtschaftliche Zwecke. *Zeitschrift für Operations Research*, Band 24, S. B1-B27.
- [13] Mertens, P; Rässler, S (2005): *Prognoserechnung*, 6. Auflage, Physika Verlag, Heidelberg
- [14] Midgley, P (2009): The Role of Smart Bike-sharing Systems in Urban Mobility, *Journeys*, May 2009: 23-31
- [15] Nobis, C (2006): Car Sharing as a Key Contribution to Multimodal and Sustainable Mobility Behavior – the Situation of Car Sharing in Germany, *Transportation Research Record* 1986, 89-79
- [16] Vogel, P; Mattfeld, DC (2011): Strategic and Operational Planning of Bike-Sharing Systems by Data Mining – A case study, *Computational Logistics*, Böse, J.W.; Hu, H.; Jahn, C.; Shi, X.; Stahlbock, R.; Voß, S. (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, Springer, 127-141